基于不同叶位日光诱导叶绿素荧光信息的水稻叶瘟病早期监测

程宇馨，薛博文，孔媛媛，姚东良，田　龙，王　雪，姚　霞，朱　艳，曹卫星，程　涛*

（南京农业大学国家信息农业工程技术中心/江苏省信息农业重点实验室/农业农村部农作物系统分析与决策重点实验室/智慧农业教育部工程研究中心/现代作物生产省部共建协同创新中心，江苏南京 210095，中国）

摘　要：［**目的/意义**］基于遥感手段的稻叶瘟（Rice Leaf Blast，RLB）无损早期监测对于抗性育种和植保防控具有重要作用。目前对稻瘟病的研究多使用反射光谱在其显症阶段进行监测，针对稻叶瘟早期侵染阶段的日光诱导叶绿素荧光（Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence，SIF）光谱监测研究尚未见报道。本研究的目的是基于不同叶位的日光诱导叶绿素荧光信息，实现水稻叶瘟病早期阶段感病叶片的准确识别。［**方法**］基于一年的温室接种试验和大田采样实验，配合使用主动光源、ASD（Analytical Spectral Devices）地物光谱仪和FluoWat叶片夹，获取了拔节期和抽穗期水稻植株顶1至顶4叶位的叶片SIF光谱，并人工标注了被测样本的发病等级。研究基于连续小波分析（Continue Wavelet Analysis，CWA）提取对稻叶瘟敏感的小波特征，比较了不同叶位敏感特征及其感病叶片识别精度，最后基于线性判别分析（Linear Discriminant Analysis，LDA）算法构建了稻叶瘟识别模型。［**结果和讨论**］各叶位感病叶片远红光区域的上行和下行SIF均显著高于健康叶片；基于SIF小波特征的感病叶片识别精度显著高于原始SIF波段，顶1叶的稻瘟病识别精度显著高于其他三个叶位，其识别精度最高可达70%；提取的适用于多叶位的共性敏感小波特征↑$WF_{832,3}$和↓$WF_{809,3}$在顶1至顶4叶的精度分别达到69.45%、62.19%、60.35%、63.00%和69.98%、62.78%、60.51%、61.30%。［**结论**］本研究揭示了稻瘟病胁迫下水稻叶片SIF光谱响应规律，提取了对稻叶瘟敏感的SIF小波特征，结果证明了连续小波分析和SIF技术用于诊断稻叶瘟的潜力，为实现稻瘟病的田间早期、快速、原位诊断提供了重要参考与技术支撑。

关键词：稻瘟病；日光诱导叶绿素荧光；连续小波光谱分析；叶位；早期病害监测

中图分类号：S511;S363　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202309008

引用格式：程宇馨，薛博文，孔媛媛，姚东良，田龙，王雪，姚霞，朱艳，曹卫星，程涛. 基于不同叶位日光诱导叶绿素荧光信息的水稻叶瘟病早期监测[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(3): 35-48. DOI：10.12133/j.smartag.SA202309008

CHENG Yuxin, XUE Bowen, KONG Yuanyuan, YAO Dongliang, TIAN Long, WANG Xue, YAO Xia, ZHU Yan, CAO Weixing, CHENG Tao. Spectroscopic detection of rice leaf blast infection at different leaf positions at the early stages with solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(3): 35-48. DOI：10.12133/j.smartag.SA202309008 (in Chinese with English abstract)

1　引　言

稻瘟病（Rice Leaf Blast，RLB）是目前水稻生产上最主要的病害之一，中国水稻五大产区2010—2020年稻瘟病的平均年发生面积在300万公顷以上，造成稻谷年损失数十万吨[1]。稻瘟病是由稻瘟杆菌（*Magnaporthe oryzae*）引起的一种真菌性病害，由于该病害具有高度传染性，在光照不足、高

收稿日期：2023-09-06

基金项目：江苏省大学生创新创业训练计划（202110307101Y）；国家自然科学基金面上项目（41871259）

作者简介：程宇馨，研究方向为作物病虫害光谱监测。E-mail：9193011502@njau.edu.cn

*通信作者：程　涛，博士，教授，研究方向为农情遥感监测。E-mail：tcheng@njau.edu.cn

湿的条件下，大量的分生孢子通过风或水从水稻的病变部位在稻田中传播[2,3]。在所有稻瘟病类型中，穗颈瘟对产量的影响最为严重，且已有研究证明引起穗颈瘟及穗瘟的孢子大多来源于叶片病变部位[4]。因此，在稻叶瘟发病早期对其进行准确监测与防治，能有效控制稻瘟病的扩散，并减少稻瘟病暴发和水稻减产的风险。

传统的稻瘟病调查和监测，是由植保工作者通过肉眼观察水稻的受害症状，判定病害胁迫程度，然而肉眼观测结果往往受主观因素的影响，费时耗力，且不能实现病害显症前的早期识别。近年来，遥感技术被应用于不同空间尺度的病害监测，实现了稻瘟病监测和对稻叶瘟感病严重程度的识别。但这些研究主要是针对稻瘟病显症阶段，缺乏对早期侵染阶段的光谱监测工作，而早期监测对抗性育种和植保防治工作具有重要价值[5,6]。

由于可通过风媒及水媒传播，稻瘟病大多从植株的中下部开始发病[7]，因此叶位研究对提升稻瘟病早期监测精度有着较为重要的意义。前人研究表明，因处在不同环境和发育进程中，作物植株不同叶位的叶片具有不同的生理状态[8,9]。现有研究多使用反射率光谱监测作物病害[10,11]，但反射率光谱主要揭示植物生化组分浓度信息，不能直接反映植物的光合生理状态。与反射率光谱相比，叶绿素荧光与植物的光合作用直接相关，能够更早、更敏感地探测出病害引起的生理变化[12]。植物叶绿素荧光的探测主要分为主动和被动两类。被动荧光探测是获取植被在自然光条件下发射的日光诱导叶绿素荧光（Solar-induced Chlorophyll Fluorescence，SIF）信号。相较于主动荧光技术[13]，SIF能直接反映植物实际光合作用的动态变化，被认为是监测植被生理状态的直接探针，能够为植被病害胁迫的准确诊断提供更早期、更敏感的方法，适合在自然环境下对植被进行大面积的无损监测[14]。赵叶等[15]对比了不同发病状态下日光诱导叶绿素荧光、植被指数和微分光谱指数对小麦冠层条锈病病情严重度的敏感性，并构建了不同病情严重度下小麦条锈病的监测模型。闫菊梅等[16]利用归一化植被指数（Normalized Difference Vegetation Index，NDVI）和重归一化植被指数（Re-Normalized Vegetation Index，RDVI）处理后的日光诱导叶绿素荧光和光化学反射率指数（Photochemical reflectance index，PRI），构建出SISP（Synergistic Spectral Index of SIF and PRI）指数，提高了小麦冠层条锈病的遥感监测精度。但前人研究多基于冠层尺度反演的1～2个波段的荧光信息，使用SIF光谱对稻瘟病进行诊断的研究尚未见报道。

在光谱分析方法上，大部分研究使用SIF产量指数进行分析[17,18]，但该方法不能充分利用叶片SIF光谱中的细节信息。作为有效的信号处理工具之一，连续小波光谱分析可捕捉较弱的光谱信号，被逐渐应用于农作物生长参数和病害敏感波段提取中[19,20]。使用连续小波方法提取稻叶瘟敏感SIF特征，可以充分挖掘部分作物生理生化参数的吸收特征，对于提升早期稻叶瘟监测精度和机理性具有重要意义。本研究拟基于不同叶位的SIF光谱，利用连续小波方法提取对稻叶瘟敏感的SIF特征，以实现稻瘟病的田间早期诊断。主要研究内容包括：（1）明确稻瘟病胁迫下水稻SIF光谱响应规律；（2）提取对稻叶瘟敏感的SIF特征，构建稻叶瘟识别模型；（3）对比不同叶位稻叶瘟识别模型的精度差异，明确其识别精度随叶位的变化规律。

2 材料与方法

2.1 试验设计

2.1.1 试验设置

于2021年7—8月水稻季进行了温室及田间试验。其中，温室试验具有环境条件可控、人工接种效果好、可对受害植株进行连续监测等优点；而大田试验则具有植株生长状况更贴近于实际生产、各等级发病叶片均可获取等优点。前人研究表明[21]，水稻在拔节期和抽穗初期最易发生稻瘟病。但由于温室和田间试验条件的限制，未能在两种条件下均获取两个生育期的数据。本研究的具体试验设置如下：

温室桶栽试验在江苏省南京市南京农业大学卫岗校区智能温室（118°50'E，32°2'N）进行。试验共使用3个江苏省水稻生产常见粳稻品种，其中，扬农稻1号为稻瘟病高感品种，南粳5055、南粳

9108为常规品种。育秧后，将3个水稻品种移栽至塑料桶中（直径35 cm，高32 cm，容积约为28 L），每桶种植3—4棵苗，每个品种12桶（接种组和对照组各6桶），共72桶。温室试验采用的配管措施与大田种植一致，移栽后3天施用尿素（300 kg/hm^2）和复合肥（150 kg/hm^2）作为基肥，在桶中维持薄水以确保土壤湿度。每桶水稻选择2个健壮分蘖，对每个分蘖上的顶1至顶4叶进行挂牌，对挂牌的叶片进行连续的光谱测试。于拔节期在温室中共获取到77株有效样本，如表1所示。

大田试验在江苏省南通市通州区墩塘村家庭农场（121°5'E，32°7'N）进行，该地种植的水稻品种为扬农稻1号。于抽穗期在感病稻田中选取健康及感病水稻植株，同样对植株的顶1至顶4叶进行光谱测试，共获取到66株有效样本，如表1所示。

表1 温室及大田试验设置和样本数

Table 1 Sets of greenhouse and field experiments and samples

地点	类型	生育期	叶位	样本数/个						
				0级	1级	2级	3级	4级	5级	总计
南京（121°5'E，32°7'N）	温室桶栽试验	拔节期	L1	50	6	12	8	1	0	77
			L2	28	8	5	34	1	1	77
			L3	27	8	6	30	6	0	77
			L4	15	16	14	27	4	1	77
			总计	120	38	37	99	12	2	308
南通（121°5'E，32°7'N）	田间试验	抽穗期	L1	43	9	10	4	0	0	66
			L2	32	12	14	8	0	0	66
			L3	18	24	13	11	0	0	66
			L4	20	16	13	13	2	2	66
			总计	113	61	50	36	2	2	264

注：L1—L4分别代表顶1至顶4叶

2.1.2 人工接种与病情严重度定义

于分蘖期对温室内的接种组桶栽进行稻瘟病接种处理，接种使用的菌液由南京农业大学作物遗传与种质创新国家重点实验室提供，共包括4个不同小种的稻瘟杆菌。向接种组水稻均匀喷洒浓度为0.09 mg/mL的孢子溶液，并向对照组喷洒等量清水，接种后立即用黑色不透光的塑料垫遮盖水稻植株。智能温室由两层透明材料组成，并配有空调和遮阳设施，可以为人工接种的稻瘟杆菌病原菌提供适宜的环境条件。在温度26～32℃、相对湿度超过90%、无光照条件下处理48 h后揭开塑料垫。

为规范对不同感病阶段的表述，参考稻瘟病测报调查规范（GB/T 15790-2009），根据叶片病斑的大小和状态，将感病叶片分为六个等级，如表2所示。1级和2级受害叶片处在水稻叶瘟病发病的早期阶段。通过目视检查每个叶片样本的病变症状来确认叶片感病等级，不同健康状况水稻叶片样本的RGB图像如图1所示。

表2 叶片病情等级划分标准

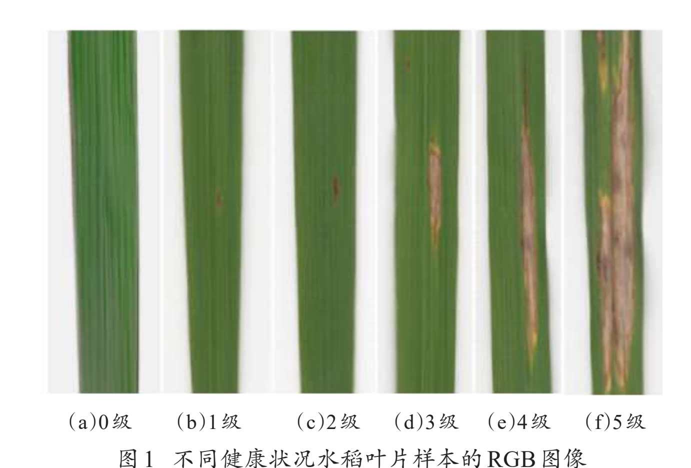
Table 2 Criteria for classification of rice leaf blast

病情等级	叶片表征
0级	健康
1级	无病斑或有少数针孔状病斑
2级	叶内有少量小病斑(病斑数<5，长度不足叶宽1/2)
3级	小病斑较多，或者有少量大病斑
4级	较多大病斑
5级	病斑造成了叶片功能性死亡

2.2 数据获取

2.2.1 实验仪器

本研究使用Spectralon反射标准（ODM-98，Gigahertz-Optik GmbH，Türkenfeld，Germany）测量入射的太阳辐射。使用的FluoWat叶片夹（Producción Por Mecanizados Villanueva S.L.U，Spain）上的光纤可以垂直定位到叶片的上下表面，当叶片被夹入叶片夹中时，操作者可以手动将入射光定位到相对于叶表面45°方向的叶片夹开孔处以测量SIF



(a)0级 (b)1级 (c)2级 (d)3级 (e)4级 (f)5级

图1 不同健康状况水稻叶片样本的RGB图像

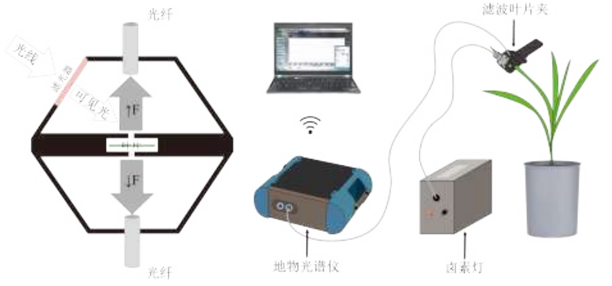
Fig. 1 RGB images of rice leaf samples under different health conditions

光谱。波长大于650 nm的入射光将被叶片夹开孔处设置的一个高性能低通滤波片切断，叶片发射的上行和下行SIF可以在水稻叶片上下表面的相同位置被分别测量。FluoWat叶片夹的测量原理如图2（a）所示。

光谱测试使用FieldSpec4高光谱地物仪（Analytical Spectral Devices Inc.，USA）、FluoWat叶片夹及HLG-150型系列卤素灯光源（中国擎轩科技有限公司，中国）来测量叶片的叶绿素荧光光谱（图2（b））。ASD（Analytical Spectral Devices）高光谱仪的波段范围为350～2500 nm，其中350～1000 nm光谱采样间隔为1.4 nm，光谱分辨率为3 nm；1000～2500 nm光谱采样间隔为2 nm，光谱分辨率为10 nm。使用一根光纤（1.5 m）将FieldSpec4 Pro高光谱地物仪（FOV = 25°）与FluoWat叶片夹相连来捕捉从目标反射的光线。

2.2.2 SIF光谱采集

温室和大田试验中，每10株SIF光谱测量后进行一次白板校正及ASD优化。每个水稻植株取顶1～4叶进行光谱采集，每片水稻叶分别测量距叶基处1/3、1/2、2/3部位的上行和下行荧光，测试位点均避开叶片的主叶脉，每个测试位点获取3条重复的光谱。从同一叶片上收集的9条上行和下行SIF光谱分别取平均值，作为该叶片的上行和下行SIF值，可有效减少测试过程中的随机误差。



(a)FluoWat叶片夹的测量原理 (b)SIF光谱采集

图2 FluoWat叶片夹的测量原理及SIF光谱采集示意图

Fig. 2 Working diagram of FluoWat and the schematic illustration of the SIF measurements

2.3 数据分析

2.3.1 连续小波光谱分析

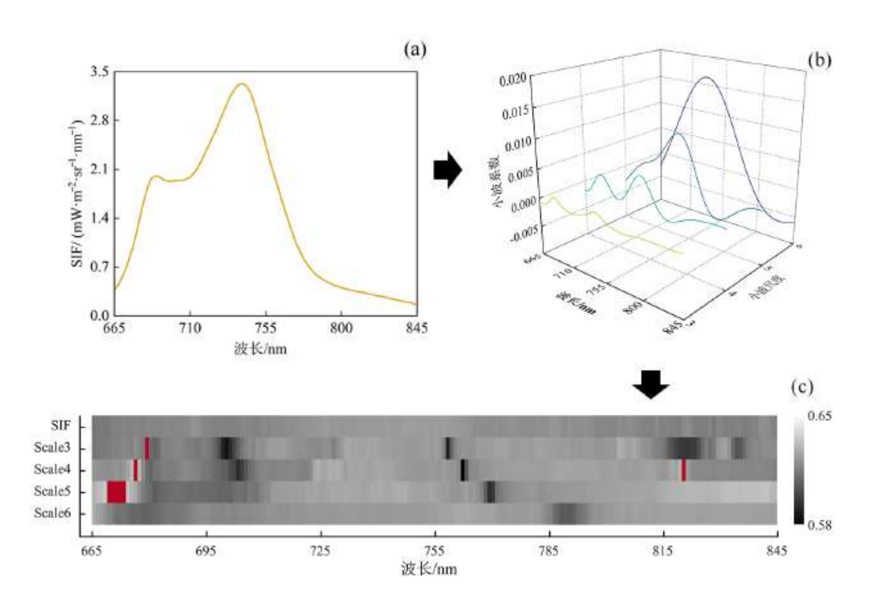
植被SIF光谱分析以连续小波变换（Continue Wavelet Transform，CWT）为内核，利用平移和缩放的母小波函数与SIF光谱进行卷积运算，得到各尺度下的小波系数[19]，如公式（1）和（2）所示。

$$\psi_{a,b}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\frac{(\lambda - b)}{a} \tag{1}$$

$$WF_{a,b} = < f, \psi_{a,b} > = \int_{l_2}^{l_1} f(\lambda)\psi_{a,b}(\lambda)d\lambda \tag{2}$$

其中，ψ（λ）为母小波函数；λ为反射光谱波段；a为缩放因子（即尺度）；b为平移因子；$WF_{a,b}$为小波系数（又称小波特征，即缩放因子为a、平移因子为b时母小波函数与原始SIF值的相似度）；$\psi_{a,b}$（λ）为平移缩放后的母小波函数；l_1和l_2为输入SIF光谱的起始及终止波段。

高斯二阶导函数又名Mexh（Mexican Hat）小波，因其波形与墨西哥帽类似而得名。高斯二阶导函数的波形与作物SIF光谱中反射谷和反射峰的形状相似，将其作为连续小波变换的母函数，能较好地挖掘各理化参数隐藏在光谱中的吸收特征。此外，使用高斯二阶导函数对光谱曲线进行变换，其处理效果等同于利用高斯函数对SIF光谱进行平滑后再计算二阶导数，起到去除部分噪声、平滑数据的作用[22-24]。因此，本研究采用高斯二阶导函数作为连续小波变换的母函数对叶片SIF光谱进行分析。图3展示了顶4叶健康样本上行SIF光谱（图3（a））、不同尺度下的小波系数（图3（b）），图3（c）中红色区域代表前1%对稻叶瘟敏感小波特征，本研究中所使用的尺度3、4、5、6（Scale3，Scale4，Scale5，Scale6）为缩放因子2^3、2^4、2^5、2^6的简写。



注：(c)中像素灰度值代表特征分类精度，灰度越小，分类精度越高

图3 顶4叶健康样本上行SIF光谱(a)不同尺度下的小波系数(b)及稻叶瘟敏感特征分布图(c)

Fig. 3 Upward SIF spectrum（a）wavelet coefficient spectra at different scales（b），and classification scalogram for the identification of significant features related to rice leaf blast（c）of a healthy sample of the 4th leaf on the top

2.3.2 建模与验证

光谱特征基于特定阈值区分感病及健康叶片样本的能力称为可分性[20]。研究采用线性判别分析（Linear Discriminant Analysis，LDA）来评价SIF特征的可分性，并构建稻叶瘟识别模型[25,26]。由于本研究拟实现稻瘟病的早期监测，所以使用0级样本作为健康数据集、1级和2级样本作为感病数据集进行后续分析。研究对SIF光谱、多尺度连续小波变换后的SIF小波系数进行了敏感特征筛选，对比了各叶位的最优特征、多叶位共性特征及冠层SIF监测常用特征（F_{760}）[18]的感病叶片识别精度。分类模型均使用70%的样本进行建模、30%的样本进行验证。模型精度评价采用4折交叉验证法，并进行100次重复，其平均总体分类精度（Overall Accuracy，OA）作为最终评价指标。本研究的技术路线如图4所示。上述操作均在Python3.9语言环境下编程实现。

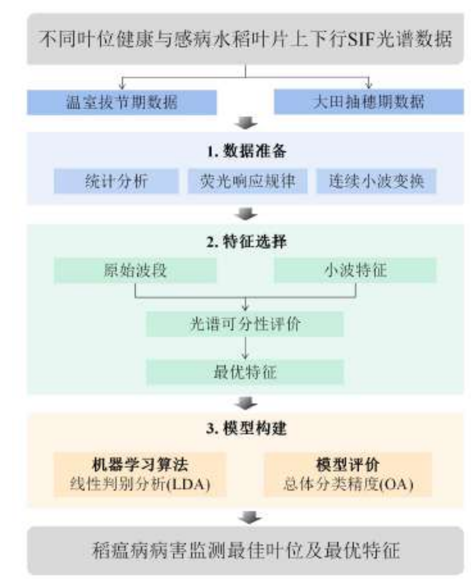


图4 基于不同叶位SIF信息的稻叶瘟早期监测技术路线

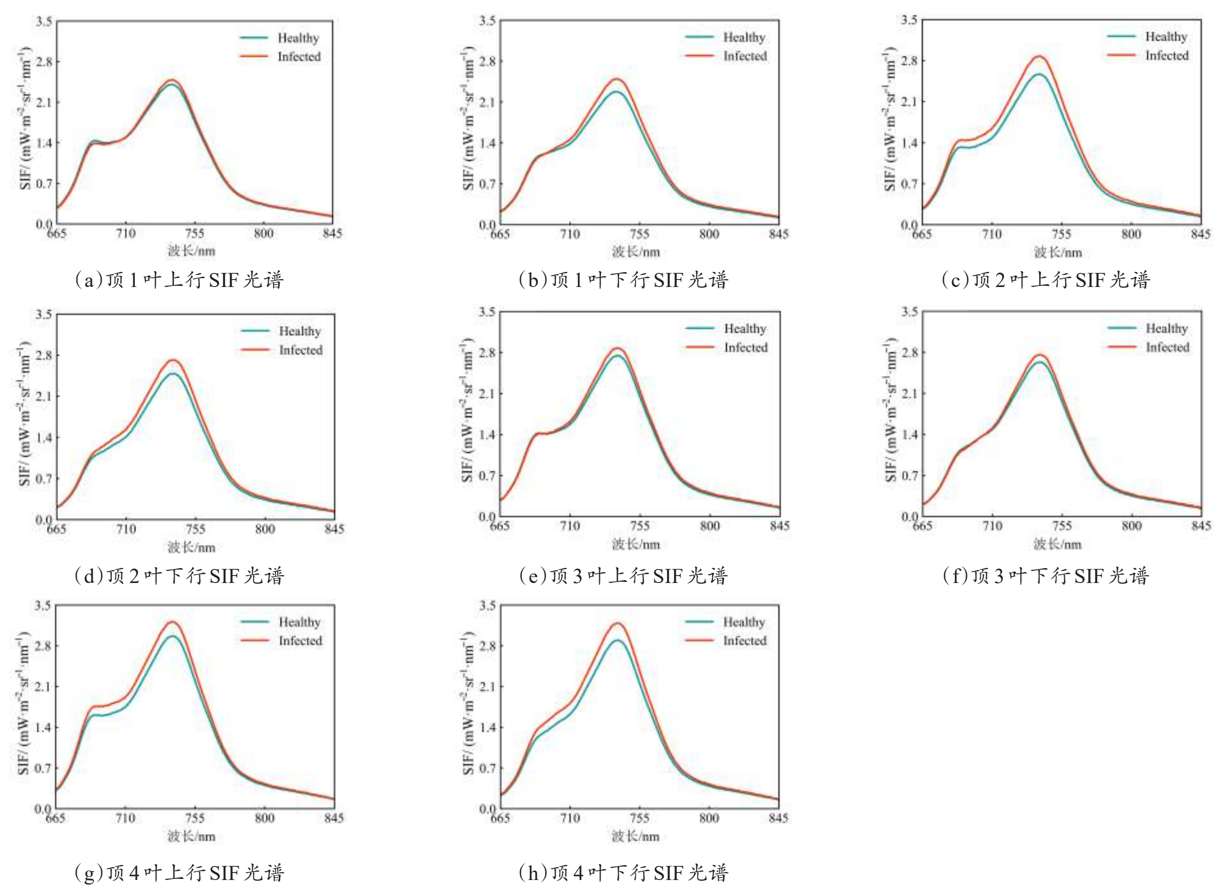
Fig. 4 Technology route for the early detection of rice leaf blast based on SIF information from different leaf positions

3 结果与分析

3.1 不同叶位健康叶片与感稻瘟病叶片的SIF光谱对比

图5展示了顶1至顶4叶健康和感病叶片上下行SIF光谱。各叶位叶片上行SIF均表现出双峰的特征，峰值位置位于红光区域的690 nm和远红光区域的740 nm附近，红光区域的峰值低于远红光区域；所有叶位下行SIF均表现出单峰的特征，峰值位于远红光区域的740 nm附近；对于某一特定叶位，叶片下行SIF的信号都弱于上行SIF。

由图5可得，各叶位感病叶片远红光区域的上行和下行SIF均显著高于健康叶片；但在红光区，顶2叶和顶4叶感病样本的SIF高于健康样本，而顶1叶和顶3叶感病和健康样本的SIF值基本一致。此外，随着叶位的下降，上行和下行SIF在红光区和远红光区皆呈上升趋势。



(a)顶1叶上行SIF光谱 (b)顶1叶下行SIF光谱 (c)顶2叶上行SIF光谱

(d)顶2叶下行SIF光谱 (e)顶3叶上行SIF光谱 (f)顶3叶下行SIF光谱

(g)顶4叶上行SIF光谱 (h)顶4叶下行SIF光谱

图5 不同叶位健康和感病叶片样本上行及下行SIF光谱

Fig. 5 The upward and downward SIF spectra of healthy and infected rice leaf samples at different leaf positions

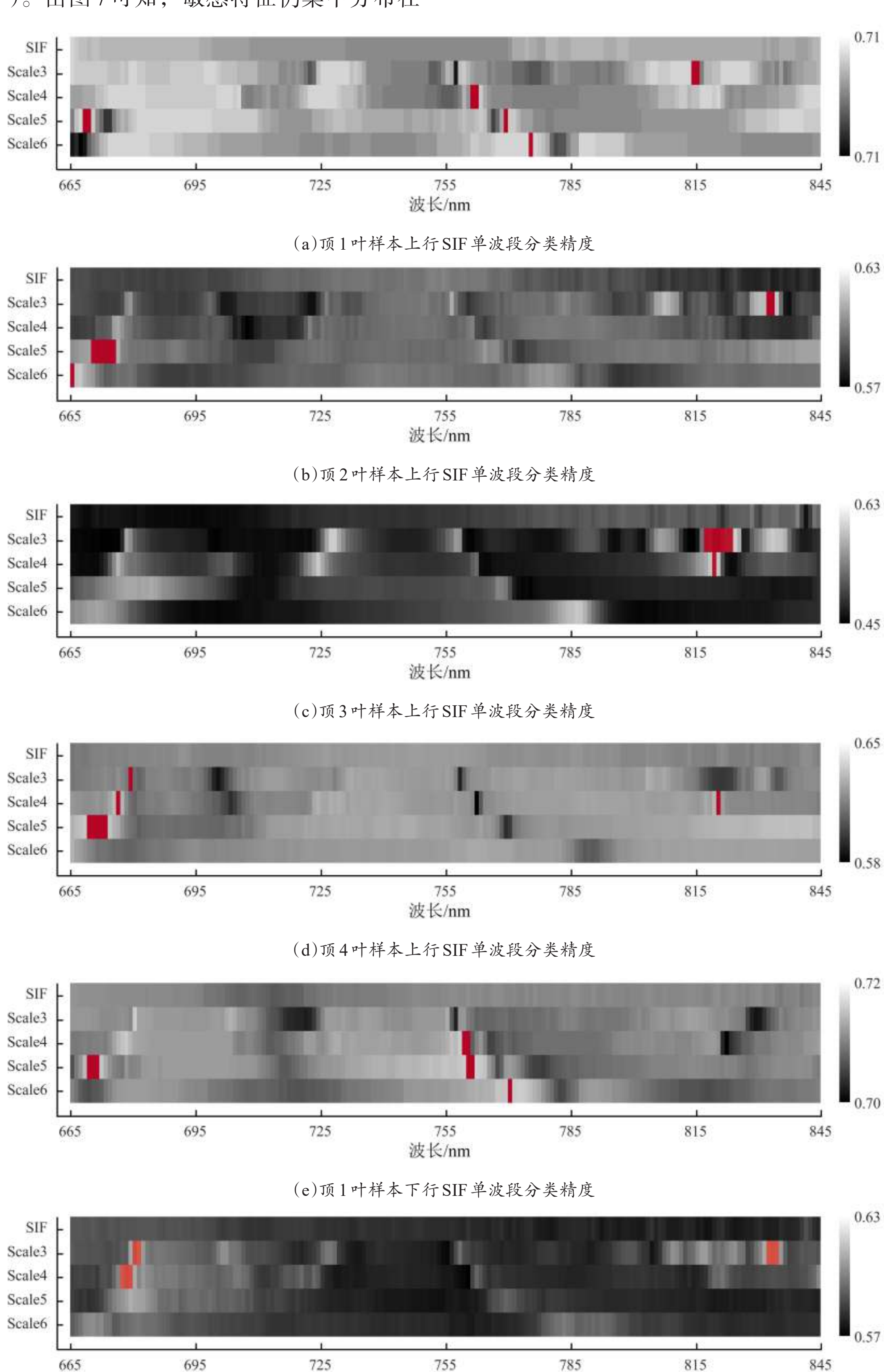
3.2 基于上下行SIF可分性的不同叶位稻瘟病敏感特征选择

图6为对不同叶位健康和感病样本上下行SIF进行光谱可分性分析所得的稻叶瘟敏感特征分布图，敏感特征总体较分散。基于上行SIF提取的敏感特征主要分布在665～680 nm及815～830 nm区域（图6（a）～图6（d））；基于下行SIF提取的敏感特征分布在665～680 nm及755～790 nm区域（图6（e）～图6（h））。由此可得，665～680 nm、755～790 nm及815～830 nm为三个主要的稻叶瘟敏感区域，665～680 nm区域为上下行SIF的共同敏感区域。

由图6可知，不同叶位的敏感小波特征也存在差异。顶1叶的敏感特征主要集中在665～680 nm、755～790 nm及815～830 nm区域（图6（a）和图6（e））；顶2叶敏感特征分布在665～680 nm及815～830 nm区域（图6（b）和图6（f））；顶3叶敏感特征集中出现在690 nm、755～790 nm及815～830 nm区域（图6（c）和图6（g）），且只有顶3叶能观察到690 nm处的敏感条带；顶4叶的敏感特征则主要分布在665～680 nm、725及815～830 nm处（图6（d）和图6（h）），只有顶4叶存在725 nm处的敏感条带。由此可得，各叶位敏感特征大多位于SIF光谱的陡峭斜坡处，且主要分布在小波尺度3、4、5。

图7为四个叶位共性敏感特征分布图。共性敏感特征分布规律与各叶位敏感特征基本一致，上行SIF的共性敏感特征分布在665～680 nm、725及

815～830 nm区域（图7（a）），下行SIF的敏感特征集中在665～680 nm、690及755～790 nm区域（图7（b））。由图7可知，敏感特征仍集中分布在SIF光谱的陡峭斜坡处，675和815 nm附近特征分类效果较佳。



(a)顶1叶样本上行SIF单波段分类精度

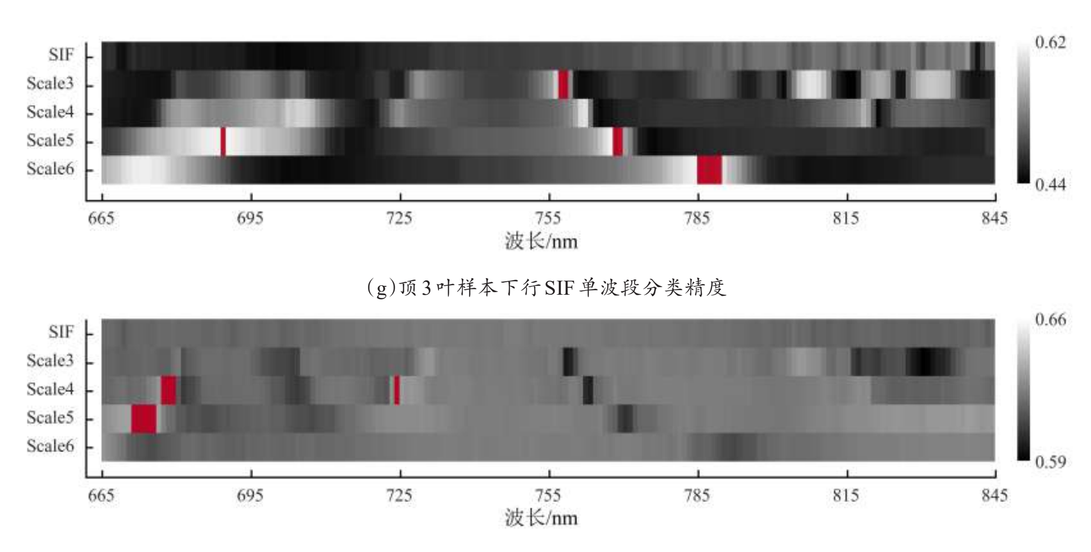
(b)顶2叶样本上行SIF单波段分类精度

(c)顶3叶样本上行SIF单波段分类精度

(d)顶4叶样本上行SIF单波段分类精度

(e)顶1叶样本下行SIF单波段分类精度

(f)顶2叶样本下行SIF单波段分类精度



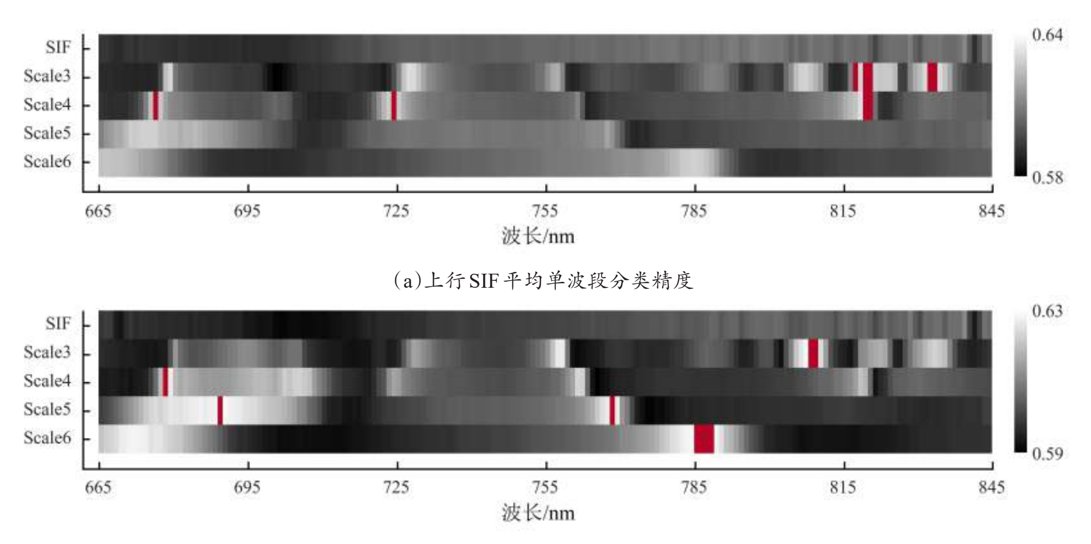
(g)顶3叶样本下行SIF单波段分类精度

(h)顶4叶样本下行SIF单波段分类精度

注：灰度代表特征分类精度，灰度越小，分类精度越高；红色区域为前1%敏感小波特征

图6 不同叶位健康和感病叶片样本上行及下行SIF单波段分类精度图

Fig. 6 Classification scalograms derived with wavelet coefficients and original bands of upward and downward SIF of the leaves collected from different leaf positions



(a)上行SIF平均单波段分类精度

(b)下行SIF平均单波段分类精度

注：灰度代表特征分类精度，灰度越小，分类精度越高；红色区域为前1%敏感小波特征

图7 健康和感病样本四叶位平均单波段分类精度

Fig. 7 Average classification scalograms derived with wavelet coefficients and original bands of upward and downward SIF over the leaves from four leaf positions

3.3 基于敏感SIF小波特征的稻瘟病识别

表3展示了基于上下行SIF各叶位的最优特征及其对应的总体分类精度。基于上行SIF提取的敏感特征分类精度一般高于下行SIF，在顶3叶样本上最明显（图8）。不同叶位的最优特征及模型分类精度也存在差异，基于上行SIF，顶1叶提取的最优特征为$WF_{815,3}$，其总体分类精度达到70%以上，显著高于其他三个叶位；顶2叶、顶3叶、顶4叶分类模型的验证精度均在63%~65%之间，其最优特征分别为$WF_{672,5}$、$WF_{819,3}$及$WF_{676,6}$。四个叶位基于下行SIF提取的最优特征分别为$WF_{759,4}$、$WF_{678,4}$、$WF_{758,3}$及$WF_{678,4}$，顶1叶分类模型的精度同样显著高于其他三个叶位。

图9展示了基于最优特征、共性特征、冠层监测常用特征（F_{760}）的不同叶位稻叶瘟监测模型精度。总体而言，从分类精度来看，最优特征>共性特征>F_{760}；但顶1叶数据集三种特征的总体分类精度皆在70%左右，分类效果基本一致；而对于其他三个叶位，共性特征的模型验证精度略低于最优特征，F_{760}的监测精度则显著低于最优特征及共性特征。

表3　基于上下行SIF及不同SIF特征的不同叶位健康和感病样本的总体分类精度

Table 3　Overall classification accuracy of healthy and infected samples for different leaf positions based on upward and downward SIF and different SIF features

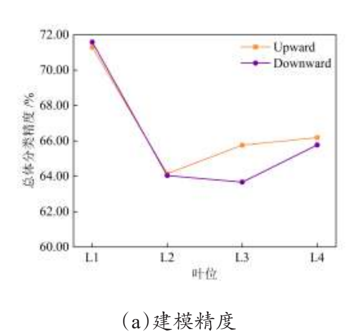
方向	叶位	最优特征		共性特征		冠层监测常用特征	
		特征名称	总体分类精度/%	特征名称	总体分类精度/%	特征名称	总体分类精度/%
上行	L1	$WF_{815,3}$	70.13	$WF_{832,3}$	69.45	F_{760}	69.79
	L2	$WF_{672,5}$	63.70		62.19		61.31
	L3	$WF_{819,3}$	64.63		60.35		54.41
	L4	$WF_{676,6}$	64.53		63.00		61.33
下行	L1	$WF_{759,4}$	70.90	$WF_{809,3}$	69.98	F_{760}	69.99
	L2	$WF_{678,4}$	63.12		62.78		58.79
	L3	$WF_{758,3}$	62.00		60.51		54.62
	L4	$WF_{678,4}$	64.02		61.30		60.92

注：L1—L4分别代表顶1至顶4叶；$WF_{a,b}$代表波长为a尺度为b的小波特征

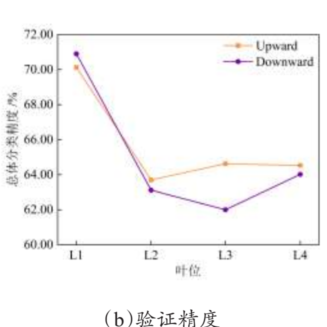
4　讨论与结论

4.1　连续小波光谱分析方法的优势

相较于原始SIF特征，敏感小波特征可有效提高感病叶片识别精度。连续小波光谱分析在应用于植被反射光谱分析时，可以将单个的光谱信号分解为不同尺度的小波系数，相比较传统的分析方法，能更有效地利用光谱区间信息及光谱的整体结构特征[27, 28]。本研究通过连续小波分析发现，上下行SIF小波系数的共同敏感区域665～680 nm处的小波特征，不仅具有生理意义，且与叶绿素吸收峰位置吻合，能合理地进行光谱学解释。此外，低尺度的SIF小波特征对稻叶瘟的识别精度更高。前人研



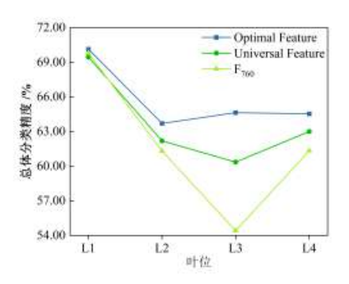
(a)建模精度



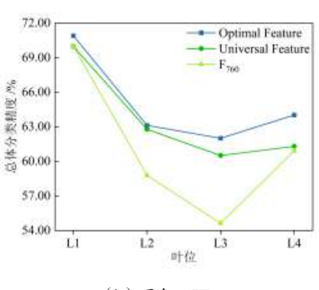
(b)验证精度

图8　基于上下行最优SIF特征的不同叶位健康和感病样本的总体分类精度

Fig. 8　Overall classification accuracy of healthy and infected samples for different leaf positions based on the optimal feature of upward and downward SIF



(a)上行SIF



(b)下行SIF

图9　基于上下行SIF及不同SIF特征的不同叶位健康和感病样本的总体分类精度

Fig. 9　Overall classification accuracy of healthy and infected samples for different leaf positions based on upward and downward SIF and different SIF features

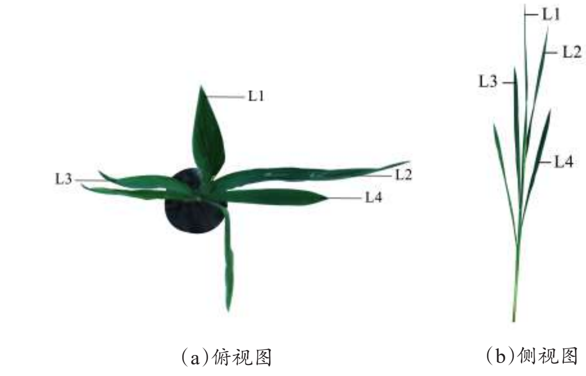
究表明，低尺度小波系数主要包含原始光谱的高频信息，而高尺度小波系数主要包含原始光谱的低频信息，所以低尺度系数更能反映出光谱的噪声及微小的吸收特征，高尺度系数则更能反映原始光谱明显的吸收特征和叶片结构变化[29, 30]。本研究通过连续小波分析提取的共性特征↑$WF_{832,3}$和↓$WF_{809,3}$都分布在尺度3，表明在800～840 nm区域各个叶位的感病叶片可能存在相似的SIF波形特征，这可能与稻瘟杆菌对细胞结构的破坏有关。

4.2 SIF光谱响应机制解析

本研究结果显示，各叶位感病叶片远红光区域的上行和下行SIF均显著高于健康叶片。前人研究表明，影响植物SIF光谱的因素主要包括环境因子和植物生化参数两类[31]。本研究的试验在同一环境下进行，因此，引起各叶位感病及健康叶片光谱变化的主要因素为叶片结构及光合色素含量等植物生理生化参数。稻瘟杆菌病原体通过破坏植物叶片表皮细胞侵入叶肉组织，并逐渐刺破细胞壁打破细胞的屏障以实现菌丝在细胞间的扩散[20, 32]。这一侵染过程会破坏叶绿体结构，进一步导致水稻细胞质膜和线粒体等超微结构发生恶变，造成光系统受损，使光系统光化学活性受到抑制，进而导致PSII（Photosystem II，光系统II）反应中心向质体醌（Plastoquinone，PQ）的电子传递过程受到影响，光合作用的原初反应受到抑制，这可能是SIF光谱变化的主要原因之一。此外，前人研究表明，稻瘟杆菌的侵染也会导致叶片中叶绿素a含量下降，导致光吸收和传递效率降低[33, 34]，可能是感病叶片SIF信号增强另一主要原因。

本研究还发现，顶1叶的病害监测能力显著高于其他三个叶位，且基于四个叶位所提取的最优特征均不相同，这可能是由监测时四个叶位叶片所处生理状态不同导致的。已有研究证明，水稻不同叶位的生理性能不同[9]，作物冠层内的这种垂直异质性可以看作是群体内部一种不断调整叶间和叶内资源分配的适应策略，以最大限度地提高冠层光合速率，应对有限的营养资源和波动的环境条件[35, 36]。虽然稻瘟病易从水稻植株中下部开始发生，但部分顶3叶、顶4叶已经逐步进入衰老期，叶片衰老也会引起叶绿素含量减少及光合能力下降等生理变化[37]。因此，稻瘟病胁迫和衰老情况都可能导致中下部叶片的SIF光谱变化，从而影响SIF特征对该叶位感病叶片的识别精度。而顶1叶为水稻植株最上部的新展开叶，基本处于叶片伸长期，根据植物营养理论，营养会优先供应给生长点即果实和新叶。朱艳等[37]的研究也表明，小麦顶部叶片的叶绿素荧光参数与反射率光谱特征的相关性最高。所以，顶1叶SIF数据集可能受到植物其他理化参数的影响较小，能够较为直接地指示稻瘟病胁迫。此外，稻瘟病大多从植株的中下部开始发病是一个群体性、统计性的结论，本研究表1中的4个叶位感病样本也总体呈现了由顶4叶到顶1叶逐渐减少的规律。但是，水稻植株个体的发病具有随机性，仅凭某一片具体的顶1叶出现症状，还不能得出该植株的顶2-N叶已经发病的结论。

对于顶1叶而言，最优特征、共性特征及F_{760}三种特征分类效果基本一致；而对于其他三个叶位，最优特征的分类精度大于F_{760}（图9）。这表明，特征选择可显著提升顶2至顶4叶的监测效果。如图10所示，由于抽穗期水稻植株顶1叶的叶倾角大于且叶长小于中下部叶片，所以顶2叶、顶3叶对冠层光谱的贡献度一般大于顶1叶，本研究结果可为冠层稻瘟病SIF监测的波段选择提供参考。



注：L1—L4分别代表顶1至顶4叶

图10 抽穗期水稻植株顶1至顶4叶空间分布图

Fig. 10 Spatial distribution of the top 1th to 4th leaves for a rice plant at heading stage

4.3 基于SIF光谱的稻叶瘟早期监测局限性及展望

虽然本研究提出的模型在早期稻叶瘟快速诊断

方面取得了较好的效果，但仍存在部分局限性。本研究使用固定光强的主动光源模拟太阳光，但其光强与日光仍存在差异，导致所得的SIF强度和日光照射产生的SIF强度不完全相同，未来实验可进一步探究主动光源和日光诱导叶绿素荧光信号之间的强度关联，对主动光源照射产生的SIF光谱进行矫正。其次，在温室内使用FluoWat叶片夹进行光谱测试时，叶室内光强大于叶室外，导致被测样本产生的SIF经过一段时间才能达到稳态，对数据稳定性造成一定影响，未来可通过加大水稻盆栽摆放处光源光强等方法消除叶室内外的照度差异。

本研究基于连续小波光谱分析方法构建了叶片尺度的稻叶瘟识别模型，可为稻瘟病的田间早期、快速、原位诊断提供重要参考。由于两个生育期之间4个对应叶位样本所处的生长阶段接近，本研究未考虑生育期对不同叶位监测精度的影响。虽然生育期等因素会对叶片的光合能力产生影响，但由于感病样本数量所限，无法将生育期作为本研究的讨论重点，这可能是造成本研究模型分类精度有待进一步提高的重要原因。未来研究可获取更多易感生育期的样本，探究适用于水稻全生育期稻叶瘟早期监测的共性特征。此外，由于稻瘟病具有高度传染性，生产中需要对大面积田块进行快速、无损监测，所以下一步工作应重点研究叶片水平敏感特征升尺度到冠层水平的应用。但冠层SIF是从水稻冠层上行辐亮度和下行辐照度光谱反演而来[12]，受环境及自身干扰较多，在尺度扩展的过程中，需考虑冠层结构及土壤背景等因素对光谱特征敏感性和稳定性的影响，着力构建合适的冠层结构消除方法和土壤背景消除方法。

4.4 结论

本研究基于不同叶位的SIF光谱，明确了稻瘟病胁迫下SIF光谱响应规律，基于连续小波分析提取了对稻叶瘟敏感的SIF小波特征，建立了感病叶片识别模型，可为稻叶瘟的田间早期诊断提供技术支撑。主要结论如下。

（1）明确了不同叶位稻叶瘟识别模型的精度差异。基于上行及下行SIF光谱，顶1叶稻瘟病识别模型精度均达到70%，显著高于顶2叶、顶3叶、顶4叶。在田间以某一特定叶片的SIF光谱来诊断水稻叶瘟病发病情况时，顶1叶是较为理想的指示叶。

（2）基于SIF小波特征的感病叶片识别效果优于原始SIF波段。基于连续小波变换及特征选择，顶2至顶4叶上行及下行最优特征的分类精度分别达到70.13%、63.70%、64.63%、64.53%和70.90%、63.12%、62.00%、64.02%，均高于冠层监测常用特征F_{760}。

（3）提取了适用于多叶位的共性敏感小波特征。本研究提取的共性特征↑$WF_{832,3}$和↓$WF_{809,3}$在顶1叶至顶4叶位的精度分别达到69.45%、62.19%、60.35%、63.00%和69.98%、62.78%、60.51%、61.30%，能较好地指示整个植株的发病情况。

后续工作可进一步探索适用于水稻全生育期稻叶瘟早期监测的共性特征，并探究共性特征的升尺度应用性能，为大尺度田间早期稻叶瘟的快速诊断提供技术支持。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 亓璐, 张涛, 曾娟, 等. 近年我国水稻五大产区主要病害发生情况分析[J]. 中国植保导刊, 2021, 41(4): 37-42, 65.
QI L, ZHANG T, ZENG J, et al. Analysis of the occurrence and control of diseases in five major rice-producing areas in China in recent years[J]. China plant protection, 2021, 41(4): 37-42, 65.

[2] TALBOT N J. On the trail of a cereal killer: Exploring the biology of *Magnaporthe grisea*[J]. Annual review of microbiology, 2003, 57: 177-202.

[3] LIU M X, ZHANG S B, HU J X, et al. Phosphorylation-guarded light-harvesting complex II contributes to broad-spectrum blast resistance in rice[J]. Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America, 2019, 116(35): 17572-17577.

[4] KOBAYASHI T, KANDA E, KITADA K, et al. Detection of rice panicle blast with multispectral radiometer and the potential of using airborne multispectral scanners[J]. Phytopathology, 2001, 91(3): 316-323.

[5] 冯雷, 柴荣耀, 孙光明, 等. 基于多光谱成像技术的水稻叶瘟检测分级方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(10): 2730-2733.
FENG L, CHAI R Y, SUN G M, et al. Identification and classification of rice leaf blast based on multi-spectral im-

aging sensor[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2009, 29(10): 2730-2733.

[6] 周丽娜, 于海业, 张蕾, 等. 基于叶绿素荧光光谱分析的稻瘟病害预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(4): 1003-1006.
ZHOU L N, YU H Y, ZHANG L, et al. Rice blast prediction model based on analysis of chlorophyll fluorescence spectrum[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2014, 34(4): 1003-1006.

[7] 郑仪. 水稻稻瘟病的发生规律与综合防治探讨[J]. 农业技术与装备, 2016(4): 56-57.
ZHENG Y. Occurrence regularity and comprehensive prevention and control of rice blast[J]. Agricultural technology & equipment, 2016(4): 56-57.

[8] 安东升, 魏长斌, 曹娟, 等. 甘蔗苗期不同叶位叶绿素荧光特性研究[J]. 热带作物学报, 2015, 36(11): 2019-2027.
AN D S, WEI C B, CAO J, et al. The study of chlorophyll fluorescence characteristics on different leaf position of three sugarcane seedling cultivars[J]. Chinese journal of tropical crops, 2015, 36(11): 2019-2027.

[9] ZHANG J F, WAN L, IGATHINATHANE C, et al. Spatiotemporal heterogeneity of chlorophyll content and fluorescence response within rice (*Oryza sativa* L.) canopies under different nitrogen treatments[J]. Frontiers in plant science, 2021, 12: ID 645977.

[10] SHI Y, HUANG W J, LUO J H, et al. Detection and discrimination of pests and diseases in winter wheat based on spectral indices and kernel discriminant analysis[J]. Computers and electronics in agriculture, 2017, 141: 171-180.

[11] 王爽, 马占鸿, 孙振宇, 等. 基于高光谱遥感的小麦条锈病胁迫下的产量损失估计[J]. 中国农学通报, 2011, 27(21): 253-258.
WANG S, MA Z H, SUN Z Y, et al. Yield loss assessment under wheat stripe rust stress based on hyperspectral remote sensing[J]. Chinese agricultural science bulletin, 2011, 27(21): 253-258.

[12] RAJI S N, SUBHASH N, RAVI V, et al. Detection of mosaic virus disease in cassava plants by sunlight-induced fluorescence imaging: A pilot study for proximal sensing[J]. International journal of remote sensing, 2015, 36(11): 2880-2897.

[13] CEN H Y, WENG H Y, YAO J N, et al. Chlorophyll fluorescence imaging uncovers photosynthetic fingerprint of *Citrus* huanglongbing[J]. Frontiers in plant science, 2017, 8: ID 1509.

[14] 彭金龙, 李萌, 褚荣浩, 等. 日光诱导叶绿素荧光反演及其在植被环境胁迫监测中的研究进展[J]. 江苏农业科学, 2021, 49(24): 29-40.
PENG J L, LI M, CHU R H, et al. Research progress of Sun-induced chlorophyll fluorescence inversion and its application in vegetation environmental stress monitoring[J]. Jiangsu agricultural sciences, 2021, 49(24): 29-40.

[15] 赵叶, 竞霞, 黄文江, 等. 日光诱导叶绿素荧光与反射率光谱数据监测小麦条锈病严重度的对比分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2739-2745.
ZHAO Y, JING X, HUANG W J, et al. Comparison of Sun-induced chlorophyll fluorescence and reflectance data on estimating severity of wheat stripe rust[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2019, 39(9): 2739-2745.

[16] 闫菊梅, 竞霞, 张腾, 等. 协同冠层SIF和PRI光谱指数的构建及其在小麦条锈病监测中的应用[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2021, 49(12): 113-126.
YAN J M, JING X, ZHANG T, et al. Establishment of spectral index based on canopy SIF and PRI and its application in monitoring wheat stripe rust[J]. Journal of northwest A & F university (natural science edition), 2021, 49(12): 113-126.

[17] JIA M, ZHU J E, MA C C, et al. Difference and potential of the upward and downward Sun-induced chlorophyll fluorescence on detecting leaf nitrogen concentration in wheat[J]. Remote sensing, 2018, 10(8): ID 1315.

[18] 张永江, 黄文江, 王纪华, 等. 基于Fraunhofer线的小麦条锈病荧光遥感探测[J]. 中国农业科学, 2007, 40(1): 78-83.
ZHANG Y J, HUANG W J, WANG J H, et al. Chlorophyll fluorescence sensing to detect stripe rust in wheat (*Triticum aestivum* L.) fields based on Fraunhofer lines[J]. Scientia agricultura Sinica, 2007, 40(1): 78-83.

[19] 张骁, 闫岩, 王文辉, 等. 基于小波分析的水稻籽粒直链淀粉含量高光谱预测[J]. 作物学报, 2021, 47(8): 1563-1580.
ZHANG X, YAN Y, WANG W H, et al. Application of continuous wavelet analysis to laboratory reflectance spectra for the prediction of grain amylose content in rice[J]. Acta agronomica Sinica, 2021, 47(8): 1563-1580.

[20] TIAN L, XUE B W, WANG Z Y, et al. Spectroscopic detection of rice leaf blast infection from asymptomatic to mild stages with integrated machine learning and feature selection[J]. Remote sensing of environment, 2021, 257: ID 112350.

[21] 隆旺夫. 早稻稻瘟病的防治策略[J]. 湖南农业, 2007(5): ID 15.
LONG W F. Control strategy of rice blast in early rice[J]. Hunan agriculture, 2007(5): ID 15.

[22] CHENG T, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA G A, et al. Continuous wavelet analysis for the detection of green attack damage due to mountain pine beetle infestation[J]. Remote sensing of environment, 2010, 114(4): 899-910.

[23] CHENG T, RIAÑO D, USTIN S L. Detecting diurnal and seasonal variation in canopy water content of nut tree orchards from airborne imaging spectroscopy data using continuous wavelet analysis[J]. Remote sensing of environment, 2014, 143: 39-53.

[24] CHENG T, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA A G, et al. Predicting leaf gravimetric water content from foliar reflectance across a range of plant species using continuous wavelet analysis[J]. Journal of plant physiology, 2012, 169(12): 1134-1142.

[25] LI X L, XIE C Q, HE Y, et al. Characterizing the moisture content of tea with diffuse reflectance spectroscopy using wavelet transform and multivariate analysis[J]. Sensors, 2012, 12(7): 9847-9861.

[26] 单秋甫, 张涛, 李超, 等. 基于Fisher线性判别分析方法的卷烟主流烟气质量预测模型构建[J]. 食品与机械, 2021, 37(2): 78-84, 92.
SHAN Q F, ZHANG T, LI C, et al. Construction of a prediction model for mainstream cigarette smoke quality based on Fisher linear discriminant analysis method[J]. Food & machinery, 2021, 37(2): 78-84, 92.

[27] CHENG T, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA A G, et al. Deriving leaf mass per area (LMA) from foliar reflectance across a variety of plant species using continuous wavelet analysis[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2014, 87: 28-38.

[28] CHENG T, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis[J]. Remote sensing of environment, 2011, 115(2): 659-670.

[29] RIVARD B, FENG J, GALLIE A, et al. Continuous wavelets for the improved use of spectral libraries and hyperspectral data[J]. Remote sensing of environment, 2008, 112(6): 2850-2862.

[30] 方美红, 刘湘南. 小波分析用于水稻叶片氮含量高光谱反演[J]. 应用科学学报, 2010, 28(4): 387-393.
FANG M H, LIU X N. Estimation of nitrogen content in rice leaves with hyperspectral reflectance measurements using wavelet analysis[J]. Journal of applied sciences, 2010, 28(4): 387-393.

[31] MOHAMMED G H, COLOMBO R, MIDDLETON E M, et al. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) in vegetation: 50 years of progress[J]. Remote sensing of environment, 2019, 231: ID 111177.

[32] TIAN L, WANG Z Y, XUE B W, et al. A disease-specific spectral index tracks *Magnaporthe oryzae* infection in paddy rice from ground to space[J]. Remote sensing of environment, 2023, 285: ID 113384.

[33] 邢梦玉, 郑服丛. 水稻叶片对稻瘟菌侵染反应的超微结构变化[J]. 热带作物学报, 2008, 29(1): 102-105.
XING M Y, ZHENG F C. Ultra-structural change of the rice leaf infected by *Magnaporthe grisea*[J]. Chinese journal of tropical crops, 2008, 29(1): 102-105.

[34] 易军. 稻瘟病菌对水稻光合特性和产量的影响研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2015.
YI J. Study on the effects of *Magnaporthe oryzae* on photosynthesis characteristics and yield of rice plants[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2015.

[35] PAO Y C, CHEN T W, MOUALEU-NGANGUE D P, et al. Environmental triggers for photosynthetic protein turnover determine the optimal nitrogen distribution and partitioning in the canopy[J]. Journal of experimental botany, 2019, 70(9): 2419-2434.

[36] ADACHI S, YOSHIKAWA K, YAMANOUCHI U, et al. Fine mapping of carbon assimilation rate 8, a quantitative trait locus for flag leaf nitrogen content, stomatal conductance and photosynthesis in rice[J]. Frontiers in plant science, 2017, 8: ID 60.

[37] 朱艳, 田永超, 马吉锋, 等. 小麦叶片叶绿素荧光参数与反射光谱特征的关系[J]. 作物学报, 2007, 33(8): 1286-1292.
ZHU Y, TIAN Y C, MA J F, et al. Relationship between chlorophyll fluorescence parameters and spectral reflectance characteristics in wheat leaves[J]. Acta agronomica Sinica, 2007, 33(8): 1286-1292.

Spectroscopic Detection of Rice Leaf Blast Infection at Different Leaf Positions at The Early Stages With Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence

CHENG Yuxin, XUE Bowen, KONG Yuanyuan, YAO Dongliang, TIAN Long, WANG Xue, YAO Xia, ZHU Yan, CAO Weixing, CHENG Tao*

(*National Engineering and Technology Center for Information Agriculture (NETCIA) / Jiangsu Key Laboratory for Information Agriculture / MARA Key Laboratory of Crop System Analysis and Decision Making / MOE Engineering Research Center of Smart Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing* 210095, *China*)

Abstract:

[Objective] Rice blast is considered as the most destructive disease that threatens global rice production and causes severe economic losses worldwide. The detection of rice blast in an early manner plays an important role in resistance breeding and plant protection. At present, most studies on rice blast detection have been devoted to its symptomatic stage, while none of previous studies have used so-

lar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) to monitor rice leaf blast (RLB) at early stages. This research was conducted to investigate the early identification of RLB infected leaves based on solar-induced chlorophyll fluorescence at different leaf positions.

[Methods] Greenhouse experiments and field trials were conducted separately in Nanjing and Nantong in July and August, 2021, in order to record SIF data of the top 1th to 4th leaves of rice plants at jointing and heading stages with an Analytical Spectral Devices (ASD) spectrometer coupled with a FluoWat leaf clip and a halogen lamp. At the same time, the disease severity levels of the measured samples were manually collected according to the GB/T 15790-2009 standard. After the continuous wavelet transform (CWT) of SIF spectra, separability assessment and feature selection were applied to SIF spectra. Wavelet features sensitive to RLB were extracted, and the sensitive features and their identification accuracy of infected leaves for different leaf positions were compared. Finally, RLB identification models were constructed based on linear discriminant analysis (LDA).

[Results and Discussion] The results showed that the upward and downward SIF in the far-red region of infected leaves at each leaf position were significantly higher than those of healthy leaves. This may be due to the infection of the fungal pathogen *Magnaporthe oryzae*, which may have destroyed the chloroplast structure, and ultimately inhibited the primary reaction of photosynthesis. In addition, both the upward and downward SIF in the red region and the far-red region increased with the decrease of leaf position. The sensitive wavelet features varied by leaf position, while most of them were distributed in the steep slope of the SIF spectrum and wavelet scales 3, 4 and 5. The sensitive features of the top 1th leaf were mainly located at 665-680 nm, 755-790 nm and 815-830 nm. For the top 2th leaf, the sensitive features were mainly found at 665-680 nm and 815-830 nm. For the top 3th one, most of the sensitive features lay at 690 nm, 755-790 nm and 815-830 nm, and the sensitive bands around 690 nm were observed. The sensitive features of the top 4th leaf were primarily located at 665-680 nm, 725 nm and 815-830 nm, and the sensitive bands around 725 nm were observed. The wavelet features of the common sensitive region (665-680 nm), not only had physiological significance, but also coincided with the chlorophyll absorption peak that allowed for reasonable spectral interpretation. There were differences in the accuracy of RLB identification models at different leaf positions. Based on the upward and downward SIF, the overall accuracies of the top 1th leaf were separately 70% and 71%, which was higher than other leaf positions. As a result, the top 1th leaf was an ideal indicator leaf to diagnose RLB in the field. The classification accuracy of SIF wavelet features were higher than the original SIF bands. Based on CWT and feature selection, the overall accuracy of the upward and downward optimal features of the top 1th to 4th leaves reached 70.13%、63.70%、64.63%、64.53% and 70.90%、63.12%、62.00%、64.02%, respectively. All of them were higher than the canopy monitoring feature F760, whose overall accuracy was 69.79%, 61.31%, 54.41%, 61.33% and 69.99%, 58.79%, 54.62%, 60.92%, respectively. This may be caused by the differences in physiological states of the top four leaves. In addition to RLB infection, the SIF data of some top 3th and top 4th leaves may also be affected by leaf senescence, while the SIF data of top 1th leaf, the latest unfolding leaf of rice plants was less affected by other physical and chemical parameters. This may explain why the top 1th leaf responded to RLB earlier than other leaves. The results also showed that the common sensitive features of the four leaf positions were also concentrated on the steep slope of the SIF spectrum, with better classification performance around 675 and 815 nm. The classification accuracy of the optimal common features, $\uparrow WF_{832,3}$ and $\downarrow WF_{809,3}$, reached 69.45%, 62.19%, 60.35%, 63.00% and 69.98%, 62.78%, 60.51%, 61.30% for the top 1th to top 4th leaf positions, respectively. The optimal common features, $\uparrow WF_{832,3}$ and $\downarrow WF_{809,3}$, were both located in wavelet scale 3 and 800-840nm, which may be related to the destruction of the cell structure in response to *Magnaporthe oryzae* infection.

[Conclusions] In this study, the SIF spectral response to RLB was revealed, and the identification models of the top 1th leaf were found to be most precise among the top four leaves. In addition, the common wavelet features sensitive to RLB, $\uparrow WF_{832,3}$ and $\downarrow WF_{809,3}$, were extracted with the identification accuracy of 70%. The results proved the potential of CWT and SIF for RLB detection, which can provide important reference and technical support for the early, rapid and non-destructive diagnosis of RLB in the field.

Key words: rice leaf blast (RLB); solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF); continuous wavelet analysis (CWA); leaf position; early stage disease detection

Foundation items: Jiangsu Province College Students Entrepreneurship and Innovation Training Program Project(202110307101T); General Program of National Natural Science Foundation of China (41871259)